

**ÓPTIMA ASIGNACIÓN DE RECURSOS ENERGÉTICOS PARA RESPUESTA
DE LA DEMANDA POR VEHÍCULOS ELÉCTRICOS USANDO ALGORITMO
HÚNGARO**

**UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA
SEDE QUITO**

**CARRERA:
INGENIERÍA ELÉCTRICA**

**Trabajo de titulación previo a la obtención del título de
INGENIERO ELÉCTRICO**

**TEMA:
ÓPTIMA ASIGNACIÓN DE RECURSOS ENERGÉTICOS PARA RESPUESTA
DE LA DEMANDA POR VEHÍCULOS ELÉCTRICOS USANDO ALGORITMO
HÚNGARO**

**AUTOR:
JHONATAN FABRICIO MEZA CARTAGENA**

**TUTOR:
EDWIN MARCELO GARCÍA TORRES**

Quito, febrero 2018

Jhonatan Fabricio Meza Cartagena

ÓPTIMA ASIGNACIÓN DE RECURSOS ENERGÉTICOS PARA RESPUESTA DE LA DEMANDA POR VEHÍCULOS ELÉCTRICOS USANDO ALGORITMO HÚNGARO.

Universidad Politécnica Salesiana
Ingeniería Eléctrica

Breve reseña historia e información de contacto:



Jhonatan Fabricio Meza Cartagena (Y'1992-M'12). Estudiante de Ingeniería Eléctrica en la Universidad Politécnica Salesiana sede Quito. Áreas de interés: Respuesta a la demanda, Energías Renovables, Optimización.
jmezac@est.ups.edu.ec

Dirigido por:



Edwin Marcelo García Torres (Y'1978 -SM10). Se graduó en Ingeniería Eléctrica en la Universidad Politécnica Salesiana y de Master en Gestión de Energía en la Universidad Técnica de Cotopaxi en 2016. Actualmente se encuentra trabajando para su doctorado en Ingeniería con la Universidad Pontificia Bolivariana. Área de interés: Respuesta de la demanda, Micro-Redes Inteligentes, sistemas de automatización - Scada, Energía renovable, generación distribuida. Actualmente es miembro del Girei (Grupo de Investigación en Redes Eléctricas Inteligentes - Smart Grid Research Group).
egarcia@ups.edu.ec

Todos los derechos reservados:

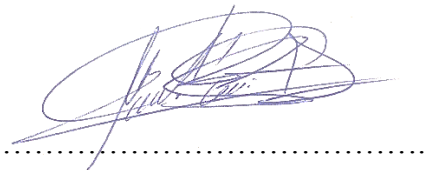
Queda prohibida, salvo excepción prevista en la ley, cualquier forma de reproducción, difusión de este texto con fines académicos o investigativos por cualquier medio, con la debida notificación a los autores.

DERECHOS RESERVADOS
©2018
Universidad Politécnica Salesiana
QUITO-ECUADOR

DECLARATORIA DE COAUTORÍA DEL DOCENTE TUTOR/A

Yo, Edwin Marcelo García Torres declaro que bajo mi dirección y asesoría fue desarrollado el trabajo de titulación **ÓPTIMA ASIGNACIÓN DE RECURSOS ENERGÉTICOS PARA RESPUESTA DE LA DEMANDA POR VEHÍCULOS ELÉCTRICOS USANDO ALGORITMO HÚNGARO** realizado por **Jhonatan Fabricio Meza Cartagena** obteniendo un producto que cumple con todos los requisitos estipulados por la **UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA** para ser considerados como trabajo final de titulación.

Quito, febrero 2018



Edwin Marcelo García Torres

Cédula de identidad: 1803087400

Fecha: febrero 2018

CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR

Yo, Jonathan Fabricio Meza Cartagena, con documento de identificación N° 1004228803, manifiesto mi voluntad y cedo a la UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que soy autor/es del trabajo de grado/titulación intitulado: “ÓPTIMA ASIGNACIÓN DE RECURSOS ENERGÉTICOS PARA RESPUESTA DE LA DEMANDA POR VEHÍCULOS ELÉCTRICOS USANDO ALGORITMO HÚNGARO ”, mismo que ha sido desarrollado para optar por el título de: Ingeniero Eléctrico, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En aplicación a lo determinado en la Ley de Propiedad Intelectual, en mi condición de autor me reservo los derechos morales de la obra antes citada. En concordancia, suscribo este documento en el momento que hago entrega del trabajo final en formato impreso y digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.



.....
Jonathan Fabricio Meza Cartagena

Cédula: 1004228803

Fecha: febrero 2018

ÍNDICE GENERAL

Resumen.....	1
Abstract	1
1. Introducción	2
2. Marco Teórico.....	5
2.1 Vehículos Eléctricos EVs.....	6
2.2 Baterías De Vehículos Eléctricos.....	6
2.3 Baterías de Ion de Litio vs Baterías de Plomo Acido	8
2.4 Energía fotovoltaica	11
2.5 Red eléctrica de distribución y los vehículos eléctricos.....	11
3. Asignación Óptima de Recursos	11
3.1 Formulación del Problema	12
3.2 Aleatoriedad de EVs	13
3.3 Cálculo de las Fuentes de Energía	13
3.4 Pseudocódigo	14
3.5 Modelación del Algoritmo Húngaro	14
3.6 Pseudocódigo	16
4. Análisis de resultados.....	16
4.1 Casos de estudio.....	17
4.1.1 Verano	17
4.1.2 Invierno	18
5. Conclusiones	19
6. Trabajos Futuros	20
7. Referencias.....	20
7.1 Estado del Arte.....	25

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Asignación de Recursos.....	4
Figura 2. Tiempos de carga y descarga..	8
Figura 3. EPA Ratings: Distancia en millas con carga completa de la batería[43]	8
Figura 4. Curvas de carga lenta, rápida y ultra rápida de baterías de ion-Li.	9
Figura 5. Curvas de carga lenta, rápida y ultra rápida de baterías de Plomo-ácido.	10
Figura 6. Curvas genéricas de carga de baterías de EVs.....	10
Figura 7. Curvas de radiación del panel solar	11
Figura 8. Diagrama de flujo del Algoritmo Húngaro [47]	12
Figura 9. Afectación de la Demanda Verano.	17
Figura 10. Asignación sin Húngaro Verano.....	17
Figura 11. Asignación con Gestión mediante Húngaro Verano.	17
Figura 12. Asignación de Recursos Energéticos Verano.	18
Figura 13. Afectación de la Demanda invierno.	18
Figura 14. Asignación sin Húngaro Invierno.	18
Figura 15. Asignación con Gestión mediante Húngaro Invierno.....	19
Figura 16. Asignación de Recursos Energéticos Invierno.	19

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1 Características de los tipos de carga de baterías de EVs.....	7
Tabla 2 Tipos y capacidad de baterías de EVs existentes en el mercado automotriz.	8
Tabla 3 Resumen comparativo de las principales características de baterías	9
Tabla 4 Tipos de cargas genéricas en baterías de plomo y litio	10
Tabla 5 Asignación Óptima de Recursos Energéticos	14
Tabla 6 Algoritmo Húngaro	16
Tabla 7 Matriz de estado del arte	25
Tabla 8 Resumen e Indicadores del estado del arte	28
Tabla 9 Resumen para la formulación del problema.	28
Tabla 10 Solución para el análisis del problema.....	29

ÓPTIMA ASIGNACIÓN DE RECURSOS ENERGÉTICOS PARA RESPUESTA DE LA DEMANDA POR VEHÍCULOS ELÉCTRICOS USANDO ALGORITMO HÚNGARO

Resumen

La Respuesta a la demanda (DR) con respecto a la carga de la red debido a la inserción de vehículos Eléctricos (EVs) ha despertado gran interés por el impacto de estos en los sistemas eléctricos por eso el presente documento faculta determinar la óptima respuesta a la demanda respecto al impacto que pudiesen generar los EVs y los diferentes tipos de carga a una red eléctrica con diferentes escenarios. Se presenta un modelo heurístico que se basa en el algoritmo Húngaro, es decir, que en este trabajo específico se pretendió conseguir la adecuada asignación de recursos energéticos para la carga de los EVs. Planteando varios escenarios de carga que se enfocan a la DR entre las cuales se ha modelado y determinado los tipos de carga que serán empleados: a) lenta, (b) rápida y (c) ultra-rápida que nos permitieron evaluar los distintos comportamientos. También se describe los diferentes tipos de baterías y que EVs los están utilizando, asimismo contar con una DR aprovechando la penetración de energías convencionales y no convencionales y a su vez también con la influencia de la radiación solar en los casos de invierno y verano.

Palabras Clave: Asignación de recursos, Energías no convencionales, Algoritmo Húngaro, Respuesta a la demanda, Vehículos eléctricos, Emparejamiento.

Abstract

The response to the demand (DR) with respect to the load of the network due to the insertion of electric vehicles (VE) has aroused great interest for the impact of these on the electrical systems that is why this document the demand to the impact that the EVs and the different types of load can generate to an electrical network with different scenarios. We present a heuristic model that is based on the Hungarian algorithm, that is, in this specific work we aim to obtain the appropriate allocation of energy resources for the loading of the EVs. Raising several load scenarios that focus on the DR between which has been modeled and determined the types of load that are used: a) slow, (b) fast and (c) ultra-fast that allowed us to evaluate the different behaviors. It also describes the different types of batteries and the EVs they are using, they also have a DR taking advantage of the penetration of conventional and unconventional energies and also with the influence of solar radiation in the winter and summer cases.

Keywords: Resource allocation, Hungarian algorithm, Demand response, Electric vehicles, Matching.

1. Introducción

La Respuesta a la Demanda (DR, siglas en inglés [Demand Response]) denota la gestión respecto al consumo energético además que explica el cambio del uso eléctrico asumido por los consumidores finales con relación de sus patrones de consumo normalmente esperados y como respuesta a la variación en el precio del suministro eléctrico en un intervalo de tiempo con incentivos, para rebajar el uso del suministro eléctrico en circunstancias de demanda pico o al estar en riesgo de colapso el sistema [1]. La DR tiene como objetivo gestionar la demanda requerida, de esta manera asignar los recursos de energía disponibles sin agregar nueva capacidad de generación [1]. Aunque la respuesta a la demanda ya ofrece un interés comercial positivo, sin embargo carece de madurez en otras áreas, especialmente la residencial [2].

Así mismo, la DR residencial ha ganado un aumento significativo en el interés de las comunidades académicas como un medio para contribuir en el ámbito de las Smart Grids (redes inteligentes) [3].

En este documento, se considera el problema de asignación de recursos energéticos basándonos en los procesos de optimización del Húngaro que resuelven problemáticas de asignación dentro de un período de tiempo que en este caso se ha analizado hora a hora durante un día[4]. De acuerdo con lo denotado anteriormente, el modelo heurístico propuesto permitirá modelar un sistema óptimo de respuesta a la demanda que minimice el impacto de cargar vehículos eléctricos en un sistema de distribución[5]. De esta manera se propone una estrategia que logre conseguir adecuadamente la asignación de recursos energéticos

referidos a la literatura de vehículos eléctricos. Se introducen algunos índices que nos permitirán estimar la eficacia del modelo propuesto.

El modelo para solventar el problema de DR para EVs es un problema de optimización NPL (programación no lineal), debido al número de variables involucradas y también es debido a las restricciones propuestas[6]. Por lo tanto, las técnicas propuestas se han evaluado en escenarios que abordan diferentes tipos de dispositivos eléctricos con distintos requisitos de energía, en escalas diversas se ha comparado el rendimiento de la técnica con diferentes líneas de base [5].

Así también, se mencionan numerosas guías de revisión que comparan varias particularidades de los sistemas (DR), pero sin comparar su desempeño [7]. Uno de estos programas es la inyección de energía en la (DR), esta se logra mediante la descarga de unidades de almacenamiento de energía distribuida (DESU), las cuales se despacharan cuando estén fuera de la demanda alta u horas pico[8]. Se puede señalar que la inyección en el período pico de demanda de energía tiene como objetivo esencial reducir la entrega de potencia de la red durante las horas pico de demanda [9].

Por otro lado, la integración de (EVs) vehículos eléctricos surge como una alternativa para reducir el alto consumo de combustibles fósiles y frenar el impacto en el medioambiente. Por eso, los fabricantes de automóviles, en un corto período de tiempo, han implementado una amplia oferta de vehículos eléctricos, estas innovaciones tecnológicas tuvo gran demanda por parte del consumidor moderno lo que permitió el avance de

un mercado automovilístico enfocado en mitigar las emanaciones de CO₂ al ambiente[10]. Sin embargo, la creciente utilidad de electricidad renovable y variable en los sistemas de energía requiere una mayor estabilización de la red a partir del equilibrio de las plantas de energía, esto es necesario para equilibrar y optimizar la carga de los vehículos eléctricos[11], de este modo se podría reducir de manera significativa la utilización de carburos que contaminen la atmósfera a largo plazo.

Si bien, los principales conflictos que poseen los vehículos eléctricos es la infraestructura al instante de su carga, estos deben poseer varios requisitos asociados con: ubicación, capacidad, dimensión del proyecto, tecnologías de carga disponibles y también el suministro de la red de distribución[12], sumado a lo anterior otro conflicto aun mayor para los EVs es la deficiente autonomía energética, es decir, la corta duración de la batería [10][11]. Existen varias innovaciones tecnológicas cómo lo son: los vehículos eléctricos de batería, vehículos eléctricos híbridos y vehículos de pila de combustible de hidrógeno[13], pero siempre existe el riesgo de degradación acelerada de las baterías, dicho de otra manera, el tiempo de vida útil que se acorta en relación al número de veces del ciclo de carga/descarga.

La característica principal de las baterías recargables es reutilizarlas gracias a las reacciones de reducción y oxidación (redox), estas almacenan energía, al descargarse la batería se puede volver a cargarla evitando así la adquisición de nuevas baterías cuando estas se descarguen[14]. Se tiene que tener en cuenta la conducta de la baterías en condiciones específicas [15]. Una de las secuelas de la

degradación (carga/descarga) de la batería de ion de litio es la pérdida a corto-largo plazo de la capacidad de almacenamiento de la batería, lo que ocasiona una disminución en el alcance de movilidad del EVs[16]. También los EVs conducidos en clima frío experimentan dos inconvenientes principales de las baterías de ion de litio: pérdida de potencia drástica y restricción del frenado regenerativo. Estos factores afectan el alcance de la movilidad[14]. Para evitar que el clima frío afecte el rendimiento se realiza en la batería el precalentamiento antes de conducir, es una práctica ampliamente adoptada por los usuarios para mantener la potencia y la capacidad de conducción de EVs. La estrategia implica calentar la batería internamente durante el frenado regenerativo y los períodos de descanso de conducción[17].

Por otro lado, la capacidad de duración energética de la batería se cuantifica en función de los días de conducción y de capacidad de energía procesada por las celdas. Las celdas de ion de litio probadas muestran una capacidad de desvanecimiento de capacidad prometedora: más del 95% de la capacidad original de la celda permanece después de miles de días de uso[18]. Esta es la principal ventaja de las baterías de Ion de Litio.

Desde el punto de vista de modelación del consumo de energía del (EVs) en el problema de asignación de recursos, los trabajos previos podrían clasificarse en dos categorías. La primera categoría desarrolló modelos probabilísticos, que producen perfiles fijos de energía [18]–[20]. Aunque algunos autores utilizaron datos históricos prácticos de las encuestas de viajes, los modelos de (EVs) desarrollados describen el consumo de energía no controlado,

dicho consumo no asigna recursos[19]. La segunda categoría desarrolló modelos que obedecen al comportamiento del conductor y

mientras tanto, los procesos de asignación pueden controlarse en el proceso de asignación[20], [21].

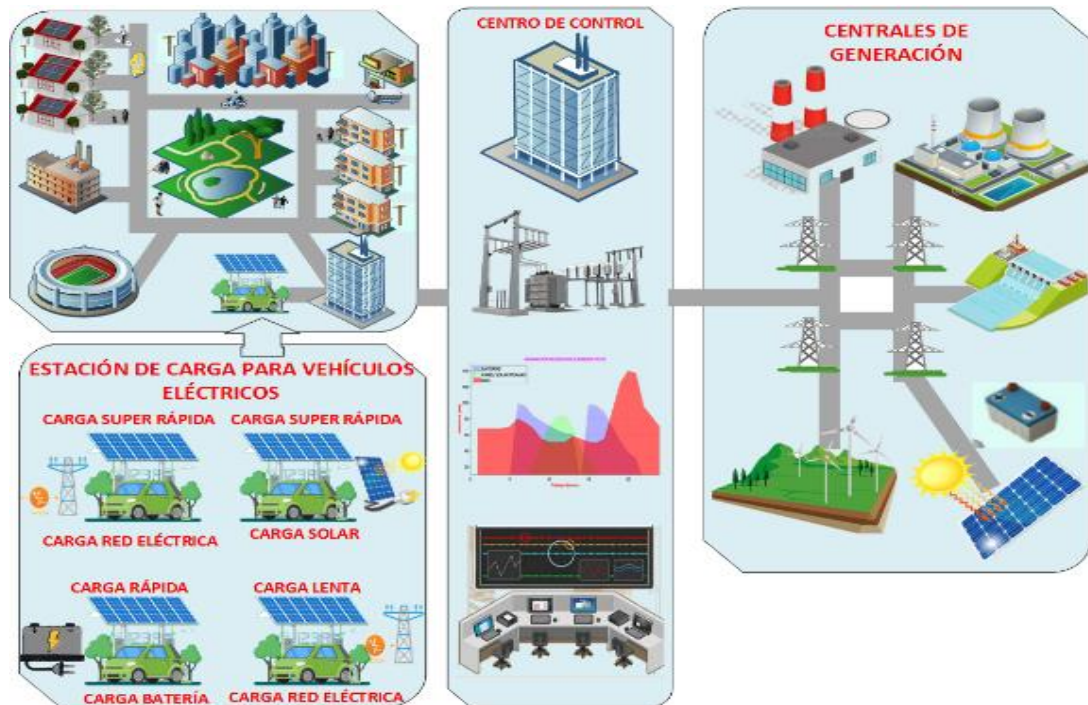


Figura 1. Asignación de Recursos

Las nuevas fuentes de energía renovables, en las últimas décadas han surgido como una valiosa alternativa ante las plantas de generación con combustibles fósiles. Uno de los beneficios es que este tipo de energías renovables se pueden instalar cerca de la carga, se puede reducir las pérdidas, fluctuaciones de voltaje[22] y los costos de inversión[23].

La implementación general de dichos recursos en la red eléctrica puede crear muchos retos y desafíos debido a su comportamiento aleatorio en su producción. Por lo cual, los sistemas de almacenamiento de energía con capacidad alta son utilizados como soporte para la red. Las estaciones de carga de (EVs) almacenan la energía sobrante producidas a partir de energía renovable[24], por ejemplo, Energía Solar Fotovoltaica, la cual será suministrada a la red eléctrica en el

momento propicio, esto desencadena una distribución óptima y reducir la afectación a la red de distribución[25]. Al implantar una red inteligente con una óptima combinación de estaciones de carga con Energías Renovables y (EVs)[26], se podría reducir el impacto ambiental y mucho más los desafíos técnicos y económicos si se los maneja con eficacia[27]. Las energías renovables plantean una solución factible hacia el futuro de los (EVs). La inmensa cantidad de energía solar que llega a la tierra es aproximadamente de 101 PWh por hora[28], que en cifras aproximadas son la misma cantidad a la demanda mundial consumidas de energía es decir, que la energía renovable Fotovoltaica(PV) está mejorando paulatinamente como parte de la solución[29]. Pero la inserción de (PV) y (EVs) a la red conlleva

ocasionar peligro a la confiabilidad, provocando inconvenientes a la estabilidad. Una manera de contrarrestar estos inconvenientes sería la carga de (EVs) de manera directa con (PV)[29].

Al realizar esto de alguna manera los (EVs) serían aplicados como dispositivos de almacenamiento, ayudando a la red con su equilibrio, a su vez se lograría introducir con mayor impacto las energías renovables[30]. La producción de (PV) permitiría una mayor incursión de (EVs) en gran magnitud ya que al cargar de manera directa no hay un incremento cuantioso a la carga total de la demanda[31]. Dicha estrategia propone que al aplicar una carga idónea se logrará una mayor cantidad de (PV) hacia el sistema de generación, además de acrecentar la flexibilidad de la red y una incursión significativa de EVs [32].

El presente trabajo muestra el estudio del impacto de carga asumida por la red al insertar EVs, se utilizó el Algoritmo Húngaro para la asignación de recursos energéticos al tener una estación de carga, en la cual ingresan 4 vehículos de manera aleatoria durante 24 horas, por lo cual se tendrá en cuenta que la carga va a ser distinta, por lo que se ha presentado que existen 4 tipos de cargas: carga lenta, carga rápida y dos cargas ultra rápidas. En adelante este documento se organiza de la siguiente manera. En la sección II se hace un estado de arte concerniente a vehículos eléctricos y baterías. En la sección III se denota la formulación de un modelo basado en el algoritmo Húngaro. En la sección IV se exponen los resultados del modelo propuesto. En la sección V finalmente exponemos nuestras conclusiones.

2. Marco Teórico

El deterioro de la capa de ozono, el calentamiento global y otros problemas que afectan al ambiente son las consecuencias de la quema de combustibles fósiles, estos productos liberan energía al entrar en combustión, pero en dicho proceso emiten grandes cantidades de dióxido de carbono (CO_2) y otros gases contaminantes a la atmósfera produciendo el efecto invernadero que afecta al cambio climático global. Los combustibles fósiles como: el carbón, el petróleo y el gas natural se los utiliza para obtener calor y movimiento incluso puede usarse para producir electricidad, no obstante, estas fuentes de energía no se renuevan ya que se encuentran en cantidades limitadas en la naturaleza por lo que hay la posibilidad de que se agoten las reservas a mediano y largo plazo, una vez consumidas en su totalidad [33].

Por estos motivos, se estudian diferentes tipos de opciones para remplazar la quema de combustibles fósiles por otras fuentes de energía evitando así la contaminación ambiental. Al estarse agotando las fuentes de combustibles, en específico, el petróleo, forzó a buscar energías alternativas. Las energías renovables o eco-energías (energías verdes) como lo llaman algunos autores son aquellas fuentes de energía que no implican la quema de combustibles fósiles.[34]

La humanidad es una sociedad del bienestar y del consumo, sobre todo consumo, las ideas de progreso se asientan en la explotación desmesurada de la naturaleza. La voraz ambición del hombre configurada bajo tres pilares la ciencia, la técnica y la economía industrial, fuertemente imbricados permiten el avance al costo de la

destrucción medioambiental.[35]

Ahora en pleno siglo XXI la preocupación por el medio ambiente, el cuidado del planeta en el que vivimos y del cual día tras día surgen condiciones que lo perjudican ha traspasado las dimensiones estrictamente científicas para llegar al hombre. Los problemas ambientales ya no se consideran como problemas de un futuro, sino que ha pasado a convertirse en un problema que nos afecta a todos. El auge de nuevas tecnologías busca mitigar el impacto ambiental que producen los combustibles fósiles, motivó a desarrollar los vehículos eléctricos [36].

El transporte es el sector, principalmente, responsable de emisión de gases contaminantes, además que depende en su totalidad del petróleo[37]. A comparación, el vehículo eléctrico es la mejor alternativa frente al vehículo tradicional (de combustión), Los EVs no producen contaminación atmosférica ya que no utilizan combustible fósil, por lo tanto, no emiten gases de carbono a la atmosfera, tampoco producen contaminación sonora.

2.1 Vehículos Eléctricos EVs

La expansión demográfica hace necesario el uso de un vehículo para poder trasladarse de un punto a otro, por eso es necesario disponer de transporte amigable con el medio ambiente, los vehículos eléctricos son la opción más plausible para proteger el medioambiente, no emiten gases contaminantes a la atmosfera, utilizan energía limpia, electricidad, la cual puede ser producida por fuentes naturales[38]. Los EVs son hasta 80% - 90% más eficientes que el vehículo tradicional, son más sencillos en la

parte mecánica, son menos complejos en su interior, ya que están equipados con un motor eléctrico el mismo que está conectado a una batería recargable[39][40].

Los beneficios de los EVs han abierto la posibilidad para que compañías fabricantes de automóviles como Renault, Kia, Nissan, General Motors exhiban en sus líneas de producción varios modelos de vehículos eléctricos, dando paso al cambio de tecnología a nivel mundial.

Los EVs tiene gran acogida en el consumidor moderno en especial en los países desarrollados, en nuestro país surge como la mejor solución para reducir la contaminación y purificar el aire en las grandes ciudades[41]. Además, el auge de grandes proyectos hidroeléctricos en el país permite abastecer de energía suficiente a los vehículos eléctricos[39], no obstante, la progresiva demanda de vehículos eléctricos en el sector energético incita a desarrollar medidas preventivas para minimizar el impacto de la nueva carga en la red eléctrica de distribución[42].

2.2 Baterías De Vehículos Eléctricos

Los dispositivos capaces de almacenar energía de forma química para después transformarla en energía eléctrica al momento de su uso, se llama baterías eléctricas[43]. Entre los materiales que componen la batería la más pequeña se llama celda eléctrica, la cual es un dispositivo electroquímico conformado de un electrolito y dos electrodos. El electrolito posee una gran cantidad de iones y una sustancia que contiene a los electrodos, estos materiales semiconductores permiten el almacenamiento de energía[44].

Hay varios parámetros que caracterizan el comportamiento de una batería y son:

Capacidad

Se entiende por capacidad de una batería a la cantidad de electricidad que puede suministrar o aceptar una batería en unidad de tiempo (Ah). El valor de la capacidad (C) se calcula mediante una integral entre la corriente que circula por la batería en un periodo de tiempo, como se ejemplifica en (1) [43].

$$C = \int_{t_1}^{t_2} i * \partial t \quad (1)$$

Índice de capacidad (C)

También conocido como el ciclo de carga o descarga en amperios (A) y el valor es numéricamente proporcional a la capacidad nominal en A/h [43].

Auto descarga

Es la pérdida de capacidad de la batería mientras se encuentra en circuito abierto, se lo representa en porcentajes entre la razón de la pérdida de capacidad respecto a la capacidad nominal en periodos de tiempo por cada mes[44]

Profundidad de descarga

La capacidad entregada en amperios por cada hora C(A/h) durante la descarga de una batería en relación a la capacidad nominal de la misma batería se define como profundidad de descarga, generalmente a este parámetro se conoce como DOD de sus siglas en inglés.

Tipo de Carga

Por otro lado, en referencia al tipo de carga se enumeran tres categorías los cuales según sus características (tipo

de alimentación, tiempo y otros parámetros eléctricos) determina la velocidad de carga de la batería (100%). A continuación, en la Tabla 1 se muestra como caso de estudio la carga de una batería de 24 kWh de capacidad.

Tabla 1 Características de los tipos de carga de baterías de EVs[44].

Tipo de carga	Tipo de Alimentación	# fases	V	I	t_carga (24 kWh)
Lenta	C. Alterna	1	127 V	16-30 A	6-8h
		2	230 V	16-30 A	6-8h
Rápida		3	400 V	64 A	3-4h
Ultra Rápida	C. Continua	1+, 1-	400 V	400 A	15-30 min

Parámetros que intervienen:

- Densidad de Energía (Wh/l).
- Densidad de Potencia (W/l).
- Energía Específica (Wh/kg).
- Potencia Específica (W/kg).

Tiempo de vida útil de la batería

En cuanto al tiempo de vida útil de una batería eléctrica esta depende de la conservación de las características electroquímicas, es decir, el número de ciclos de carga-descarga al que se ha sometido a una batería [44].

El ciclo de carga y descarga de las baterías utilizadas en el trabajo se representa en la figura 2.

También otro factor que influye es el máximo de autonomía para recorrer una distancia (km) en un determinado periodo de tiempo, ya que una vez cumplida la autonomía los EVs necesitarán recargar otra vez sus baterías para continuar con el recorrido.

En la Tabla 2 se muestra la capacidad y el tipo de baterías que poseen las diferentes marcas de EVs que se comercializan, la mayoría de

autos eléctricos utilizan baterías de iones de litio.

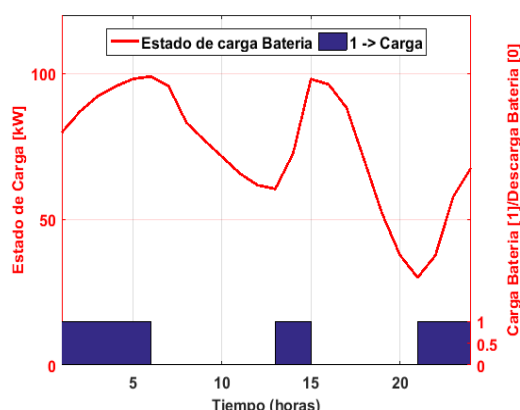


Figura 2. Tiempos de carga y descarga. [49]

Tabla 2 Tipos y capacidad de baterías de EVs existentes en el mercado automotriz.

Marca	KWh	Tipo de batería
Audi E-tron	95	Ion-Litio
BMW i3	22	Ion-Litio
BYD E6	54	Ion-Litio
Chevrolet Volt	16	Ion-Litio
Ford Focus	23	Ion-Litio
Hyundai Ioniq	28	Ion-Litio
Kia Soul	27	Ion-Litio
Mercedes ED	36	Ion-Litio
Mitsubishi i-iEV	16	Ion-Litio
Nissan Leaf	24	Ion-Litio
Opel Ampera-e	60	Ion-Litio
Peugeot Ion	14.5	Ion-Litio
Renault Twizy	6.1	Ion-Litio
VW e-Golf	26.5	Ion-Litio
Tesla Model X	75	Ion-Litio
Little Ebox	10	Acido-Pb
Mahindra Reva	-	Acido-Pb
Eve	-	Pb
Noun Electric	11	Pn

La distancia que podrá recorrer, con carga completa, estará determinado por la capacidad de almacenamiento, Según la Agencia de Protección Ambiental de Estados Unidos (EPA) el Tesla Model S P100D recorre 315 millas con carga completa, lo cual ubica a este EVs por encima de otros modelos, en la Figura 3 se observa la comparación de varios modelos de autos eléctricos del 2016-2017.

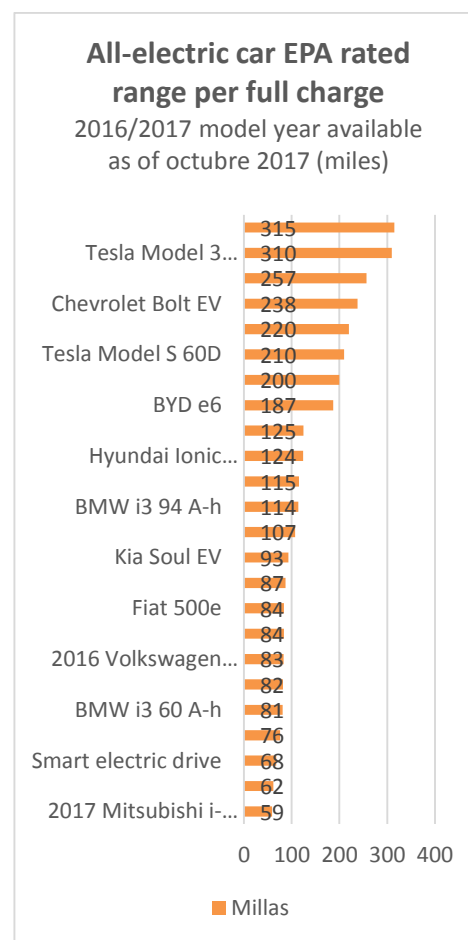


Figura 3. EPA Ratings: Distancia en millas con carga completa de la batería

2.3 Baterías de Ion de Litio vs Baterías de Plomo Acido

Aunque hay diferentes tipos de baterías para este trabajo se ha optado por escoger solo dos tipos de baterías, las más comunes en el mercado.

Las baterías de iones de Litio tienen características que las posiciona por encima de otras baterías, desde el peso hasta el nivel de voltaje son algunas de las principales ventajas. La reducción del peso se debe a que los electrodos son de Litio y Carbono. Además, al ser el Litio un metal muy reactivo, posee un alto nivel de energía potencial almacenada entre sus átomos, los cuales pueden ser contenidos en espacios muy reducidos, lo que se traduce en un menor volumen de

batería sin perder la cantidad de carga[44]. Posee un gran número de ciclos de carga/descarga sin afectar a su rendimiento. Posee el más alto nivel de tensión siendo 4V por cada celda (4V/celda)[43]. Sin embargo, los precios iniciales son muy elevados y necesita un sistema de control muy preciso de la tensión de cada celda para garantizar el correcto funcionamiento de las mismas.

Mientras que, las baterías de Plomo Acido tienen un costo muy reducido respecto al resto de baterías, siendo el factor económico un pilar fundamental de su éxito lo que llevo a estar tanto tiempo en el mercado. Es la batería más antigua a comparación de las demás, por eso existen numerosas aplicaciones de éstas, desde baterías de arranque de vehículos convencionales, instalaciones fotovoltaicas e inclusive aplicaciones de tracción eléctrica[43]. Además, posee buenas características eléctricas, después las baterías de iones de Litio, estas baterías son las que poseen un alto nivel de tensión por celda, que es de dos voltios por cada celda (2V/celda). También tiene una excelente capacidad para cubrir picos de corriente durante la descarga de las baterías[45].

No obstante, su principal desventaja es el elevado peso que posee por sus características de construcción, ya que utiliza como material activo al plomo[44]. Posee una vida útil muy corta entre 500 a 600 ciclos de carga/descarga, tarda hasta 6 horas mínimo en completar su carga. También tiene sobre descargas no programadas, llegando a poner en peligro la vida útil de la misma. Por eso a pesar de su costo tan bajo de compra requiere un mantenimiento periódico lo que resulta en una mala inversión. En la Tabla 3 se muestra un

cuadro comparativo entre estas dos baterías y sus características.

Tabla 3 Resumen comparativo de las principales características de baterías

CARACTERÍSTICAS BATERÍAS		
	Pb- Acido	Li-ion
T. nominal (V/celda)	2.0	4.0
E especifica (Wh/kg)	40	140
P. especifica (W/kg)	150-300	420
Densidad de E (Wh/l)	80	290
Auto descarga (% / mes)	4_6	2
Vida cíclica (ciclos carga /descarga)	500-600	>3000
\$ / KWh	120-150	600-800

Análisis y comparación de curvas de carga de baterías de Iones-Li y Pb-Ácido.

Se intenta determinar curvas genéricas de carga lenta, rápida y ultra rápida para realizar un análisis de las redes de distribución y los perfiles de carga/voltaje con la inserción de EVs. Es necesario decir que al cargar una batería entre más lenta sea la carga y descarga mayor será el rendimiento de las mismas ya que las pérdidas se reducen[44]. En la Figura 4 y Figura 5 se indica las curvas de carga de las dos baterías.

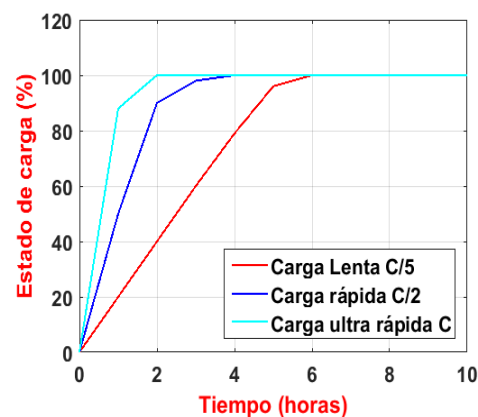


Figura 4. Curvas de carga lenta, rápida y ultra rápida de baterías de ion-Li. [48]

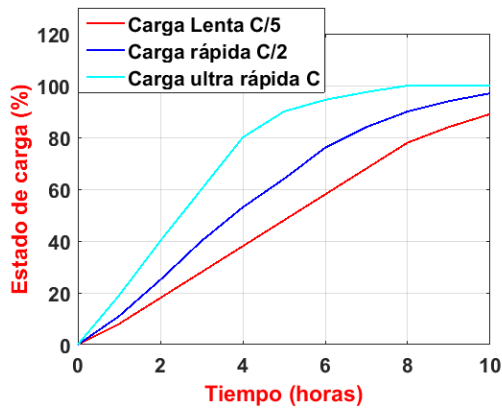


Figura 5. Curvas de carga lenta, rápida y ultra rápida de baterías de Plomo-ácido. [48]

El comportamiento de carga de las baterías de Pb-ácido se las puede representar mediante un modelado con ecuaciones directas como se muestra en la ecuación (2), donde a , b , k y f_o son varios parámetros que varían dependiendo la corriente de carga, es decir el tipo de carga de la batería[46].

$$f(t) = f_o + \frac{K}{t-b} \exp\left(\frac{a}{t-b}\right) \quad (2)$$

Para modelar las curvas genéricas de carga de baterías de EVs es necesario comparar los tres tipos de carga de las dos baterías, para así poder tener una curva que represente a las dos baterías, para lo cual, se determina la desviación estándar entre cada tipo de carga de las dos baterías[43]. En la Tabla 6 se muestra los tipos de cargas genéricas en baterías de plomo y litio

Tabla 4 Tipos de cargas genéricas en baterías de plomo y litio

HORA	Gen[C/5]	Gen[C/2]	Gen[C]
1:00:00	0	0	0
2:00:00	14	25,5	33,5
3:00:00	29	49,5	70
4:00:00	44	69	86
5:00:00	58,5	81,5	95
6:00:00	72	89	100
7:00:00	82	94	100
8:00:00	87	97	100
9:00:00	92	100	100
10:00:00	95	100	100

11:00:00	97,5	100	100
12-23:59	100	100	100

En efecto, las curvas genéricas de carga poseen un tiempo en periodos de tiempo más cortos que las curvas de carga de baterías de Pb-Ácido y en periodos de tiempo más largos que las curvas de carga de baterías de Iones de Litio, obvio, teniendo en cuenta la recarga completa de las baterías (100%). Debido a que éstas curvas toman de base las curvas características en los diferentes tipos de carga, el comportamiento genérico de las baterías de EVs se determina por la desviación estándar entre cada tipo de carga y batería, así pues, para llegar a obtener el comportamiento de carga genérico de las baterías de EVs se utiliza una ecuación polinómica de grado cinco en base a datos estadísticos como se ejemplifica en la ecuación (3).

$$f(t) = 0.3958t^5 + 5.5t^4 - \quad (3)$$

$$27.02t^3 + 50t^2 +$$

$$5.4167t + K$$

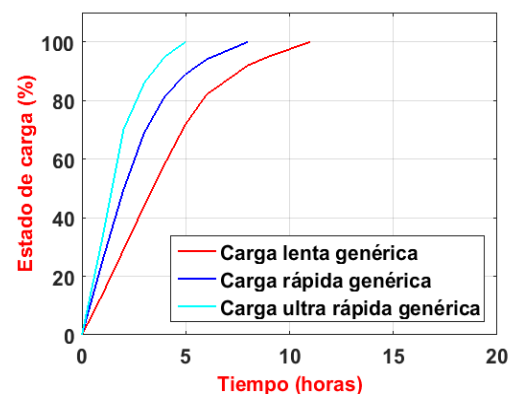


Figura 6. Curvas genéricas de carga de baterías de EVs [48]

Aquí el valor de la constante k varía dependiendo el tipo de carga que se

desee simular, por lo tanto, $k = 0$ para carga lenta; $k = 10$ para carga rápida; y $k=30$ para carga ultra rápida. En la Figura 6 se muestran los tiempos que se demoran las curvas de carga genéricas en cargarse al 100%, los diferentes tipos de carga (lenta, rápida y ultra rápida).

2.4 Energía fotovoltaica

La energía fotovoltaica en la actualidad ha crecido, ya que este tipo de generación eléctrica no afecta al medio ambiente al no emitir gases de invernadero, se dice que es una fuente de energía limpia el mundo.

Los paneles solares dependen considerablemente de las horas de sol al generar energía eléctrica, la radiación solar influye de manera considerable en este tipo de generación teniendo así diferentes tipos de valores de radiación en invierno y verano como se muestra en la figura 7.

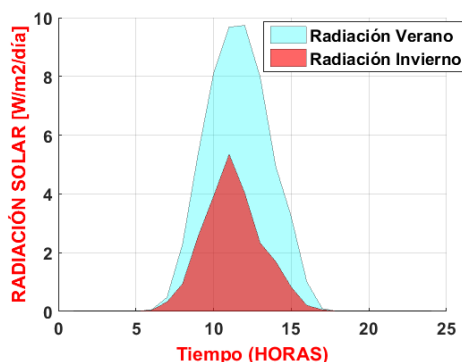


Figura 7. Curvas de radiación del panel solar

2.5 Red eléctrica de distribución y los vehículos eléctricos

La creciente demanda de los EVs en el mercado eléctrico impulsa al país a desarrollar mecanismos más eficientes para coordinar la nueva carga y el impacto que esta va a tener en la red eléctrica de distribución[47]. El apoyo a este proyecto de incorporar EVs al país es motivado desde una legislación gubernamental que quiere dar un paso hacia el futuro, es decir, se

espera que esto genere trabajo y avance tecnológico en el país.

Aunque Ecuador es el país con las tarifas eléctricas más bajas de la Región, es necesario tomar en cuenta la demanda diaria en las horas picos[48]. La curva eléctrica con la incorporación de EVs va sufrir modificaciones en horas del día donde consumo de electricidad llega a su máximo apogeo, es así como, obliga incrementar la generación de energía y realizar cambios en la infraestructura del sistema de distribución[49]. Esto puede provocar ineficiencia en el sistema energético del país[50], incrementando gastos operativos desde la expansión de nuevas redes hasta la construcción de nuevas generadoras, por ello que, es muy importante una óptima respuesta a la demanda de energía para EVs, mediante asignación de recursos energéticos, para mantener índices de calidad de energía[51].

La respuesta a la demanda en este trabajo está enfocada en la óptima asignación de recursos energéticos en la red eléctrica del país y esto se lo va a realizar mediante el Modelo del Algoritmo Húngaro.

3. Asignación Óptima de Recursos

El algoritmo húngaro y bipartite matching son algoritmos creados para resolver problemas de asignación, mediante el teorema sobre elementos ceros de una matriz, este algoritmo se basa en teoría en un plan de asignación óptimo, asignando una sola tarea de un grupo de tareas a un solo individuo de un grupo de individuos, basándose en la eficiencia que posea cada individuo para resolver cada tarea[52].

El modelo heurístico bipartite matching permite la maximización de los recursos y nos promueve una

asignación de recursos de manera total, en la cual al poseer recursos sobrantes los asigna de una manera en la cual no se desaproveche. De otro modo el algoritmo Húngaro nos permite la asignación de recursos de un modo equitativo y equilibrado, obteniendo el mínimo costo[53].

En la literatura especializada a más del algoritmo Húngaro suelen emplearse diferentes modelos para la asignación de recursos entre los que se pueden citar: el Algoritmo de colonia de hormigas, el Algoritmo de enjambre de partículas, o Algoritmos genéticos. El modelo propuesto se basa en la teoría de que el plan de asignación óptimo no cambiará más que un número constante de filas o de columnas de la matriz de eficiencia.

El procedimiento de un modelo basado en el algoritmo Húngaro es básicamente un proceso de seis pasos los cuales se detallan a continuación:

Paso 1: Se construye la matriz de eficiencias del problema de asignación (M), en la misma que se detalla la eficiencia que tiene cada individuo para realizar todas las tareas. Ésta matriz debe ser de dimensiones $n \times n$.

Paso 2: Todos los elementos de cada fila de la matriz de eficiencias se deben restar para el mínimo de cada fila, creando nuevamente una matriz M .

Paso 3: Todos los elementos de cada columna de la matriz M se deben restar para el mínimo de cada columna, formándose una nueva matriz M .

Paso 4: Todos los elementos cero de la matriz M deben ser cubiertos por líneas rectas, cubriendo la mayor cantidad de ceros con la menor cantidad de líneas, si el número de líneas es igual al tamaño de la matriz M , avanzar al paso 6, de lo contrario, seguir al paso 5.

Paso 5: A todos los elementos de la matriz M que no estén cubiertos por líneas se los debe restar para el mínimo de los elementos no cubiertos; todos los elementos de la matriz M que son cubiertos por dos líneas, es decir, se encuentran en la intersección de dos líneas se deben sumar con el mínimo de los elementos no cubiertos formándose una nueva matriz M . Luego se reemplaza la matriz M por la matriz M y se vuelve a la comparación del paso 4.

Paso 6: El plan de asignación óptimo se puede obtener asignando las tareas a cada individuo en base a la ubicación de elementos cero de la matriz M .

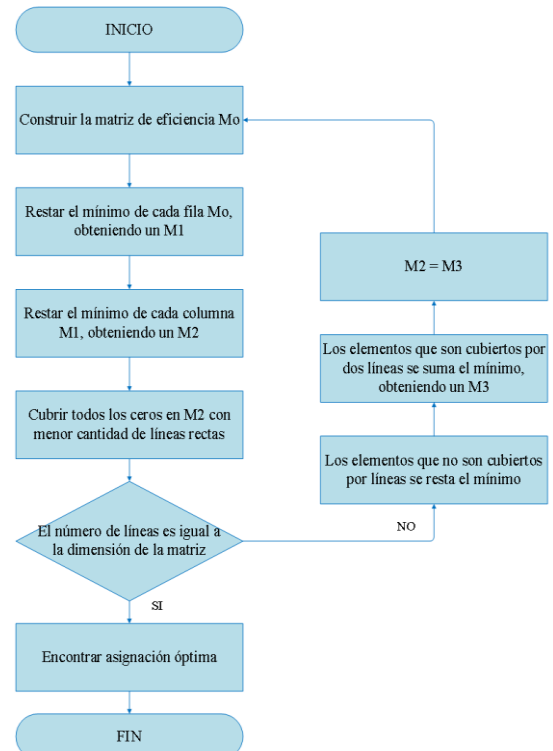


Figura 8. Diagrama de flujo del Algoritmo Húngaro [52]

3.1 Formulación del Problema

Para resolver el problema de asignación de recursos energéticos se propone una heurística basada en el algoritmo Húngaro el cual nos permitirá minimizar la afectación del impacto de cargar vehículos eléctricos en un sistema de distribución eléctrico con diferentes tipologías de carga y a diferentes estaciones de tiempo,

Para obtener los resultados esperados al asignar recursos energéticos para una óptima respuesta a la demanda, primero se calcularemos la energía generada por el panel fotovoltaico y el comportamiento del banco de baterías, obteniendo estos datos se modela la inserción de cuatro vehículos eléctricos aleatorios, considerando las estaciones de recarga para baterías de los EVs, estas estaciones son capaces de entregar energía simultáneamente.

Finalmente, se despacha mediante la utilización del algoritmo Húngaro optimizando así la respuesta a la demanda.

3.2 Aleatoriedad de EVs

Nuestro análisis se lo hace hora a hora durante un día, en la cual la estación de recarga de EVs posee cuatro islas en las que se despacha energía de manera concurrente, es decir que la carga va a ser distinta por cada hora[54]. Existe una mínima posibilidad de que la carga sea la misma cada hora debido a que la demanda no es fija por lo cual podemos decir que podrá haber horas en las que están siendo utilizadas las cuatro islas de carga en la estación o a su vez no exista ninguna isla siendo ocupada.

3.3 Cálculo de las Fuentes de Energía

1. Cálculo de la energía generada por el panel

El efecto fotovoltaico es utilizado como base para la producción de energía eléctrica en los paneles solares mediante la radiación. Para nuestro estudio es necesario saber las HPS (horas pico solar) como se muestra en la ecuación (4) este cálculo depende de I y R, en donde I representa la potencia de irradiación incidente y R la irradiación.

$$HPS = \frac{R}{I} [h] \quad (4)$$

El cálculo de la energía que produce un panel fotovoltaico E_{panel} se puede conocer al utilizar ecuación (5) en la cual I_{panel} viene dado como la corriente alcanzada durante un día y r_{panel} es el rendimiento del panel fotovoltaico, en nuestro trabajo se propone un rendimiento de entre el 85% y 95%, además de HPS que se calculó en la ecuación (11).

$$E_{panel} = I_{panel} * HPS * r_{panel} \quad (5)$$

Es muy recomendable usar el 90% de rendimiento al momento de calcular la energía del panel. Para el estudio se utilizó en la estación de carga paneles solares de 100kW para satisfacer la demanda de EVs[53]. También podemos calcular la potencia P_{panel} generada por el panel hora a hora como podemos observar en la ecuación (6) en donde I_{panel} es la corriente máxima a una hora específica y V_{panel} es el voltaje del panel solar.

$$P_{panel} = I_{panel} * V_{panel} \quad (6)$$

2. Bancos de Batería

Los bancos de batería utilizados en la asignación de recursos para la estación de carga serán calculados mediante la ecuación (7), en la que E_{bns} será la corriente de los bancos de batería instantánea de consumo, V_{bb} voltaje del banco de baterías del panel solar y al poseer una I_{ns} que es la corriente instantánea.

$$E_{bns} = \frac{E_{max} - I_{ns}}{V_{bb}} \quad (7)$$

En la ecuación (8) se calcula la E_{max} que viene a ser la corriente máxima, la que presenta que el consumo no es fijo y siempre varía hora a hora por lo cual es bien recomendado el aumento del 20% en el consumo más elevado y así evitar fallas en el sistema.

$$E_{max} = E_{bns} * (1,20) \quad (8)$$

Estos bancos de baterías también poseen porcentajes de pérdidas como lo mencionamos con anterioridad, el cálculo de dichas pérdidas se las puede calcular como se muestra en la ecuación (9).

$$Per_{TOT} = [1 - (Per_R + Per_{RC} + Per_{RR} + Per_x) * [1 - \frac{Per_{Ba} * dia}{Descarga}]] \quad (9)$$

El cálculo de la pérdida total se expresa como Per_{TOT} , Per_R muestra el rendimiento de la batería y según expresa la literatura está entre el 5% y 10% si es demasiado desgastada la batería, Per_{RC} rendimiento del conversor, Per_x es un valor de 10% establecido o recomendado para las pérdidas que no fueron tomadas en cuenta, Per_{Ba} es la auto descarga lo que igual produce pérdidas, dia son los días que se encuentra en funcionamiento sin generar energía los paneles solares y $Descarga$ es la descarga profunda que la batería posee.

Las baterías que están en horario de recarga podemos observar su comportamiento en la figura 2 y viene demostrado en la ecuación (10).

$$C(x) = C_o + \frac{K}{x-b} \exp(\frac{a}{x-b}) \quad (10)$$

Podemos mencionar los estados de carga de la batería vienen sujetos a los parámetros K, b y x, del mismo modo podemos calcular la descarga de la batería como se muestra en la ecuación (11).

$$D(t) = V_{OD} - \int_0^t \frac{k_{DO}^8 Des}{(t - u_{D1})^8 + (t - u_{D2})^6 + o^8 Des} \quad (11)$$

El proceso de descarga de la batería viene definido por los factores V_{OD} siendo el voltaje inicial con la que empieza la descarga y Des nos indica a la descarga de la batería.

3.4 Pseudocódigo

Tabla 5 Asignación Óptima de Recursos Energéticos

Asignación de Recursos
Entrada de datos: Potmax, Potmin
Inicializa Islas=4
Paso 1: Desarrolla la suma Dem _{TOTAL} = Islas + Dem _{base}
Paso 2: Realiza las decisiones
If 8>=horas>=16
If PotSis < PotPanel
Asigna el recurso PotPanel
Else
Asigna los recursos PotSolar+Red
End If
Else
If 8>=horas>=16
If PotSis < PotBateria
Asigna el recurso Batería
Else
Asigna los recursos Batería+Red
End If
Else
Asigna el recurso Red
End If
Paso 3: Asignación de manera óptima de recursos
Paso 4: Asignación óptima de Recursos
Caso1= Asignaciónverano
Caso2= Asignacióninvierno
Paso 5: Gráfica
Plot (horas, caso1)
Plot (horas, caso2)

3.5 Modelación del Algoritmo Húngaro

La optimización mediante un modelo basado en el algoritmo Húngaro permite la optimización en base a la construcción de una matriz cuadrada, para el presente trabajo se plantea un análisis hora a hora durante un día, además de existir una aleatoriedad en la entrada de EVs para realizar la respectiva carga en la estación[55], esta posee cuatro islas de recarga con

el uso de los distintos recursos energéticos.

El clásico Algoritmo Húngaro está modelado en base a una matriz que permite realizar n tareas para n individuos con eficiencia de tiempo lo que conlleva a la construcción de una matriz cuadrada, en contraste a la heurística que se plantea se toma en cuenta una matriz de asignación de recursos energéticos, mediante la cual se logrará reducir el consumo de energía proveniente de la red[55].

Se propone una función objetivo mediante la heurística en la cual minimiza el consumo de energía que se utiliza de la red[56], mediante la asignación de recursos de tipo convencional y no convencional estimando que los EVs podrán cargarse en cualquiera de las cuatro islas de la estación de carga.

$$\min \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n PV_{ij} * C_{ij} \quad (12)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} \sum_{i=1}^n C_{ij} = 1, j = 1, 2, \dots, n \\ \sum_{j=1}^n C_{ij} = 1, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (13)$$

Podemos observar que PV_{ij} será la asignación de recursos que se necesitan en la estación de carga, que luego se verán distribuidas en las diferentes islas y C_{ij} expone que los EVs que serán insertados i se le asignan una carga de tipo j . Los EVs deberán ser asignados únicamente un tipo de carga al ingresar a la estación, también se debe comentar que en el estudio se ha implementado las funciones de carga para cada isla de la estación, en este caso cada isla puede adquirir de manera aleatoria un tipo de carga específica entre las cuales tenemos: carga lenta, carga rápida y carga ultrarrápida estas condiciones

se han aplicado con el fin de minimizar el tiempo de carga de los EVs y asignar de manera adecuada los recursos energéticos disponibles en ese momento con el propósito de reducir el consumo de energía en la red[57]. El llenado que se aplica a la matriz de asignación de recursos viene dada por la potencia que cada EVs cuenta y consume al ingresar en la estación en carga lenta, carga rápida, ultra- rápida y tomar en cuenta los tiempos de carga[56]. De modo que la matriz fundamental es fija con dimensión cuadrada de 4×4 , al poseer una restricción de cuatro estaciones de carga y el ingreso de cuatro EVs, entonces cuando la aleatoriedad genere un ingreso de EVs menor a cuatro, las filas que faltan serán llenadas con ceros y así completar la matriz cuadrada que el Algoritmo Húngaro necesita.

$$PV_{ij} = \frac{Pot_{ij}}{tc_{ij} * Pot_{med}} \quad (14)$$

En la que PV_{ij} es la asignación de los recursos con que va a contar la estación y los cuales serán asignados a cada EVs cargado en las diferentes islas de la estación de recarga, Pot_{ij} representa las potencias de los EVs que cargan en cada tipo de isla, tc_{ij} es el tiempo necesario para cargar los EVs en cada tipo de carga y por último observamos Pot_{med} que indica la potencia media que poseen los EVs como se contempla en la Tabla 2.

En la ecuación (14), podemos dar muestra de la manera en la que nuestra heurística construye y forma la matriz de asignación de recursos, luego al utilizar el Algoritmo Húngaro lo optimiza.

$$\begin{aligned} & \text{AsigRe} \\ &= \begin{bmatrix} PV_{11} & PV_{12} & \cdots & PV_{1n} \\ PV_{21} & PV_{22} & & PV_{2n} \\ & \vdots & \ddots & \vdots \\ PV_{n1} & PV_{n2} & \cdots & PV_{nn} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (15)$$

En (15) se analiza la matriz que se utiliza de manera principal en la asignación de recursos en cada tipo de carga y por los EVs que ingresan a la estación de carga, en dicha matriz hemos tomado en cuenta a las columnas como los tipos de carga en la estación y las filas serían el ingreso de manera aleatoria de los EVs.

Al ser completada asignación de recursos en la estación para la carga se procede a optimizar utilizando el algoritmo Húngaro, mediante una serie de pasos establecidos por este modelo. La matriz AsigRe se verá alterada al restar a todos los elementos de cada fila el mínimo elemento de cada fila como se indica en la ecuación (16).

$$PV_{ij}^1 = PV_{ij} - \min(PV_{i1}, PV_{i2}, \dots, PV_{in}) \quad (16)$$

En la cual PV_{i1}^1 muestra los elementos de la matriz de asignación de los recursos ya alterada AsigRe1. Donde luego a los elementos de las columnas de la matriz AsigRe1 también se deben de restar el mínimo elemento de cada columna, de tal modo que nuevamente se ve alterada la matriz AsigRe1 como indica la ecuación (17).

$$PV_{ij}^2 = PV_{ij} - \min(PV_{1j}^2, PV_{2j}^2, \dots, PV_{nj}^2) \quad (17)$$

En la que PV_{ij}^2 serían los elementos AsigRe2. Ocasionando que nuestra matriz obtenga ceros en gran cantidad, lo cual permitirá establecer un método en el que se tratará de cubrir la mayor cantidad de ceros utilizando la menor cantidad de líneas, si las líneas usadas son de igual magnitud que la matriz, entonces se obtendrá de manera directa una solución, mientras que si no ocurre se procede a los números que sean diferentes de cero en

AsigRe2 se los debe restar el menor entre ellos, y si en una intersección entre dos líneas se encuentra un cero, se deberá sumar el mismo valor, lo que produce una matriz nueva que será la solución como se indica en la ecuación (18).

$$\begin{cases} PV_{ij_NC}^3 = PV_{ij_NC}^2 - PV_{\min_NC} \\ PV_{ij_2C}^3 = PV_{ij_2C}^2 - PV_{\min_NC} \end{cases} \quad (18)$$

De donde $PV_{ij_NC}^2$ muestra los elementos que son distintos de cero en la matriz AsigRe2, $PV_{ij_2C}^2$ sería son los ceros que están intersecados entre las dos líneas de la matriz AsigRe2 y por otro lado PV_{\min_NC} vendría a dar los elementos mínimos distintos de cero en la matriz AsigRe2.

3.6 Pseudocódigo

Tabla 6 Algoritmo Húngaro

Algoritmo Húngaro
Inicializa t (0:1:24)
Inicializa AsigRe, Potij, Potmed
Paso 1: Desarrolla aleatoriedad y calcula la asignación de los recursos
$PV_{ij} = \frac{Potij}{tcij * Potmed}$
Paso 2: Desarrolla la matriz AsigRe
For j=1:24
$AsigRe = \begin{bmatrix} PV_{11} & PV_{12} & \dots & PV_{1n} \\ PV_{21} & PV_{22} & & PV_{2n} \\ & \vdots & \ddots & \vdots \\ PV_{n1} & PV_{n2} & \dots & PV_{nn} \end{bmatrix}$
Paso 3: Desarrolla la matriz AsigRe1
$PV_{ij}^1 = PV_{ij} - \min(PV_{i1}, PV_{i2}, \dots, PV_{in})$
Paso 4: Desarrolla la matriz principal solución
$PV_{ij}^2 = PV_{ij} - \min(PV_{1j}^2, PV_{2j}^2, \dots, PV_{nj}^2)$
$PV_{ij_NC}^3 = PV_{ij_NC}^2 - PV_{\min_NC}$
$PV_{ij_2C}^3 = PV_{ij_2C}^2 - PV_{\min_NC}$
End For
Paso 5: Gráfica
Gráfica (t, AsigRe(i))

4. Análisis de resultados

El objetivo del trabajo fue asignar los recursos energéticos obteniendo una

óptima respuesta a la demanda para los vehículos eléctricos mediante el algoritmo Húngaro el análisis de los resultados obtenidos en los distintos casos de estudio se detalla a continuación.

4.1 Casos de estudio

La introducción de los vehículos eléctricos a la red afecta de una manera significativa a la demanda ya que existe un aumento de potencia, el trabajo presenta dos casos de estudio analizando la asignación de recursos energéticos para la óptima respuesta a la demanda en verano y en invierno.

4.1.1 Verano

En este caso se toma en cuenta que el índice de radiación solar está en su punto máximo como se indica en la figura 8 de tal manera que la producción de potencia que generaran los paneles solares serán mayor al caso de estudio en invierno, sin embargo el banco de baterías tendrá la misma capacidad tanto en este caso como en el de invierno.

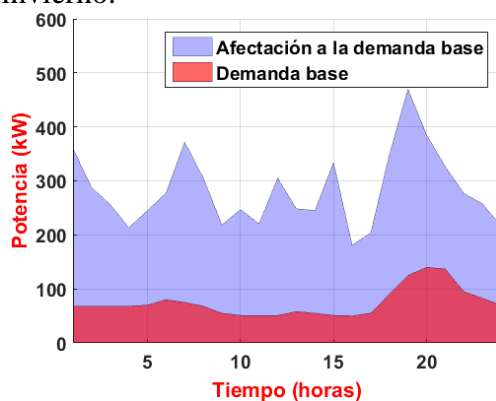


Figura 9. Afectación de la Demanda Verano.

En la figura 9 se observa la demanda base de color celeste y de color rojo la afectación a la demanda base al ingresar los vehículos eléctricos a la red teniendo el máximo pico en horas de la noche.

Se puede observar en la curva de la afectación de la demanda base el incremento de potencia que se requiere para cubrir el ingreso de los vehículos

eléctricos para este caso es de 518.2715 kWh.

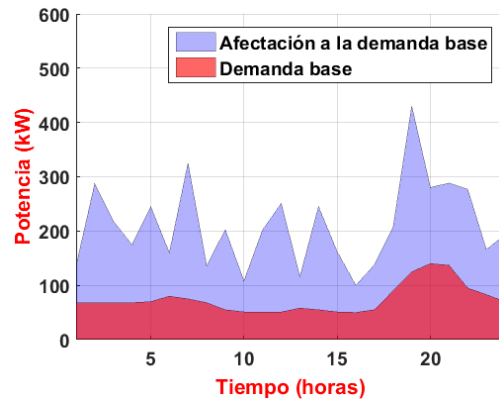


Figura 10. Asignación sin Húngaro Verano.

En la figura 10 se observa la afectación de la demanda base y la afectación de la demanda asignado los recursos energéticos ya mencionados, vemos que al asignar los recursos la energía que se debe suministrar para cubrir la demanda es menor a la energía que se entrega sin asignación en este caso la energía es de 346.8485 kW, sin embargo aún existen picos pronunciados.

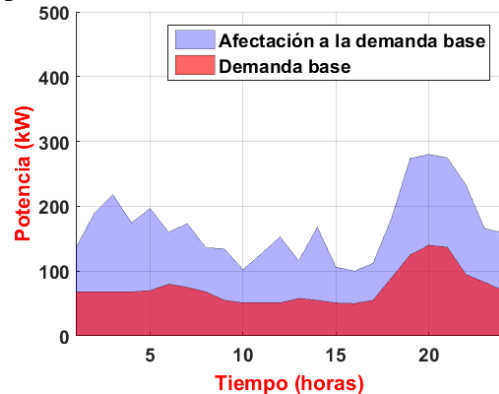


Figura 11. Asignación con Gestión mediante Húngaro Verano.

En la figura 11 se observa la afectación de la demanda base y la afectación de la demanda asignado los recursos energéticos utilizando el algoritmo Húngaro este nos permite cumplir el objetivo de optimizar la respuesta a la demanda para los vehículos eléctricos al utilizar una energía de 239.8709 kW para cumplir con las necesidades además de reducir los picos de potencia.

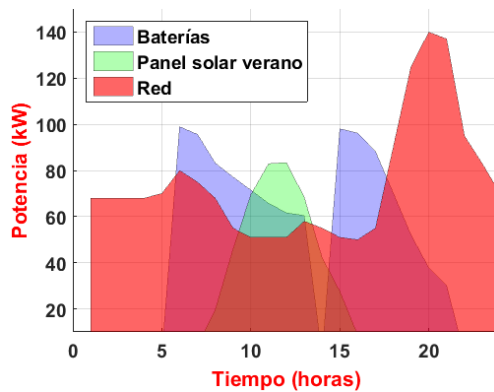


Figura 12. Asignación de Recursos Energéticos Verano.

La asignación de recursos energéticos en verano se muestra en la figura 12, Podemos observar que los paneles fotovoltaicos funcionan desde la mañana hasta horas pocas horas de la tarde teniendo una producción que tiene su máximo en horas del mediodía, esto se debe a los índices de radiación solar altos q se tiene en este caso de estudio. Existen horas de mayor radiación es ahí donde se aprovechan a los paneles solares para generar energía eléctrica de esta manera lograr cubrir la mayor demanda.

El despacho de los bancos de baterías se da desde las 5 de la mañana hasta las 21 horas, estos entregan toda la capacidad que poseen para satisfacer la demanda de potencia que se tiene en la red ingresando los vehículos eléctricos a diferencia de la energía fotovoltaica este tipo de energía no convencional no se ve influenciada por las estaciones de invierno y verano.

Además el horario en que se recargan las baterías es en la noche consumiendo energía de la red eléctrica teniendo un impacto menor ya que el banco de baterías se recarga lentamente. En el caso de verano las fuentes de energía no convencionales como los bancos de baterías y los paneles solares aportan a la red el 33% mediante la asignación de recursos, mientras con la ayuda de el algoritmo Húngaro estas aportan el 53% de energía eléctrica, de

esta manera alivian el suministro que tiene que entregar la red a la mitad.

4.1.2 Invierno

Al contrario que en el caso anterior para los resultados obtenidos en invierno tomamos en cuenta que la radiación solar disminuye notablemente en comparación con la que se tiene en verano por este motivo la potencia que van a generar los paneles solares va a disminuir.

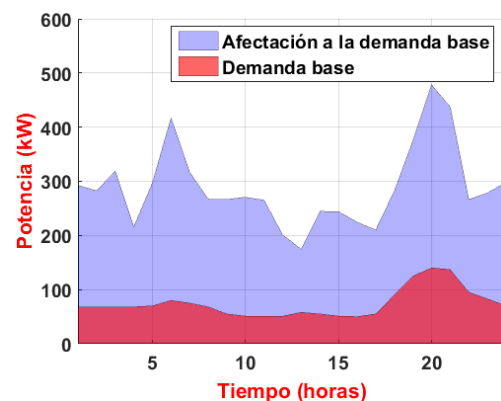


Figura 13. Afectación de la Demanda invierno.

La afectación de la demanda en invierno está dada en la figura 13 observamos que el pico de la demanda se da en horas de la noche la energía que se debe suministrar es 514.7779 kWh es relativamente menor al caso de verano.

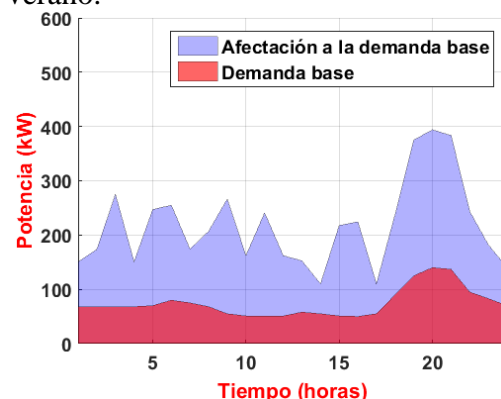


Figura 14. Asignación sin Húngaro Invierno.

El asignar los recursos energéticos para suministrar la demanda que se da por la inserción de los vehículos eléctricos a la red eléctrica disminuye notablemente la energía que se tiene que entregar a la demanda la afectación de

la demanda base disminuye como observamos en la figura 14, el pico de potencia disminuye de 400 kW a 380 kW y la energía que se debe suministrar es de 346.3879 kWh es decir 32 % menos.

Las fuentes de energía no convencionales liberan a la red el 32 % de energía aliviando así la demanda, que, la red debería suministrar al realizar la inserción de los EVs

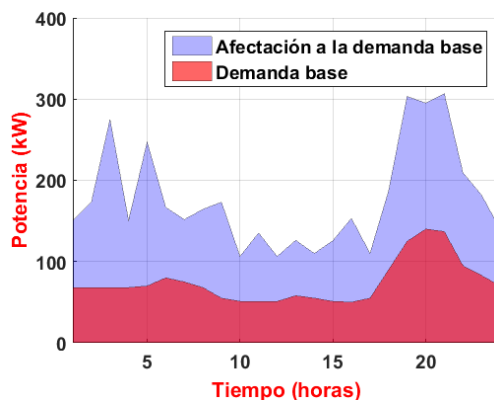


Figura 15. Asignación con Gestión mediante Húngaro Invierno.

Al asignar los recursos energéticos utilizando el algoritmo Húngaro podemos observar en la figura 15 que la curva de la afectación disminuye los picos excesivos que se tenía logrando así optimizar la respuesta a la demanda para el ingreso de vehículos eléctricos a la red a su vez disminuye la energía que se debe entregar a la red siendo esta de 243.7960 kWh es decir 53 % menos logrando el objetivo disminuyendo el impacto de los vehículos eléctricos al entrar en la red.

Con la ayuda del algoritmo Húngaro las fuentes de energía no convencionales aportan al sistema un 52% dejando a la red que suministre la mitad de la demanda que se tiene.

La asignación de recursos energéticos en el caso de invierno varía en comparación al caso de verano ya que la radiación solar influye en la generación de energía de los paneles solares disminuyendo la potencia generada sin embargo la

óptima respuesta a la demanda mediante la asignación de recursos para vehículos eléctricos logra cubrir toda la energía requerida sin tener que utilizar la red, los bancos de baterías funcionan de manera normal y a toda su capacidad de la misma forma en verano e invierno despachando energía desde la mañana hasta horas de la noche esto lo podemos observar en la figura 16.

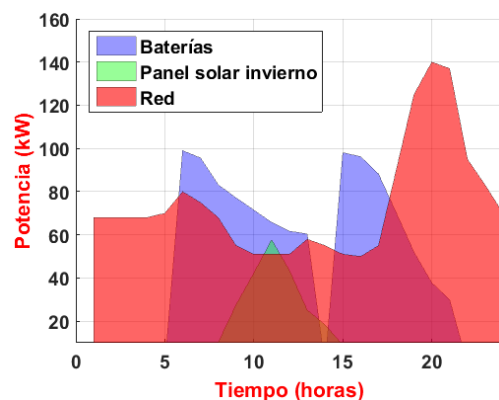


Figura 16. Asignación de Recursos Energéticos Invierno.

Al terminar de despachar los bancos de baterías estos se recargarán utilizando la energía suministrada por la red teniendo en cuenta que la demanda de energía por la noche disminuye y no influye tanto en la red eléctrica la carga de los bancos de baterías al ser estos de carga lenta.

5. Conclusiones

La inserción de los vehículos eléctricos a la red de distribución, sin que estos afecten la curva de la demanda base es posible realizando asignación de recursos energéticos mediante el algoritmo Húngaro que se utilizó, en este se logró una óptima respuesta a la demanda, además de la utilización de fuentes de generación no convencionales como los paneles solares y los bancos de baterías.

El uso de los paneles solares y la producción que generan depende del índice de radiación solar en verano al ser alto tiene una producción de

potencia alta y esto afecta directamente a la demanda base logrando suministrar la energía que se requiere, mientras que en invierno al tener menos horas de sol, el índice de radiación baja por consecuente hace que la producción de potencia sea menor en este caso la demanda logra ser cubierta por los bancos baterías actuando de manera igual las dos estaciones de estudio.

La asignación de recursos que se planteó resulta de gran ayuda para la red, debido a que éste proporciona efectivamente los recursos destinados a la carga de los vehículos eléctricos, de tal modo que en horas específicas se utilicen las cargas y así no afectar de manera abrupta al suministro eléctrico. Y al asignar los recursos energéticos utilizando el algoritmo Húngaro se pudo disminuir la curva de la afectación con los picos excesivos que se tenía logrando así optimizar la respuesta a la demanda para el ingreso de vehículos eléctricos a la red.

El tiempo de vida útil de una batería eléctrica depende de la conservación de las características electroquímicas es decir el número de ciclos de carga-descarga al que se ha sometido, el ciclo de carga y descarga que se obtuvo en el trabajo fue de tres ciclos de carga y descarga.

6. Trabajos Futuros

Como futuros trabajos se puede tratar el problema de una óptima asignación de recursos energéticos para vehículos eléctricos, con una metodología basada en el despacho económico de carga, en. Otro aspecto que se podría tomar en cuenta es incluir en el estudio de la asignación de recursos para un óptima respuesta a la demanda es plantear el uso de otros recursos de energía renovable como por ejemplo, energía eólica, biomasa.

7. Referencias

- [1] H. T. Haider, O. H. See, and W. Elmenreich, "A review of residential demand response of smart grid," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 59, pp. 166–178, 2016.
- [2] M. Muratori, B. A. Schuelke-Leech, and G. Rizzoni, "Role of residential demand response in modern electricity markets," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 33, pp. 546–553, 2014.
- [3] S. Rotger-griful, U. Welling, and R. H. Jacobsen, "PT US CR," *Microprocess. Microsyst.*, 2017.
- [4] P. Jacho and M. Garcia, "Modelamiento Para El Almacenamiento Y Aporte De Energía a La Red En Horas Pico De Demanda Mediante Un Prototipo," 2015.
- [5] A. Artieda and M. Garcia, "Optimización de tarifas de energía eléctrica para una respuesta a la demanda por medio de programación lineal," 2017.
- [6] J. Chalco and M. Garcia, "Optimización multiobjetivo del consumo eléctrico basado en la respuesta a la demanda," 2017.
- [7] I. Dusparic, A. Taylor, A. Marinescu, F. Golpayegani, and S. Clarke, "Residential demand response: Experimental evaluation and comparison of self-organizing techniques," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 80, no. January, pp. 1528–1536, 2017.
- [8] L. Barragan and M. Garcia, "Modelo multiobjetivo de planificación de transmisión bajo incertidumbre basado en una óptima respuesta de la demanda," 2016.
- [9] F. Ruelens, B. J. Claessens, S.

- Vandael, B. De Schutter, R. Babuska, and R. Belmans, "Residential Demand Response of Thermostatically Controlled Loads Using Batch Reinforcement Learning," *IEEE Trans. Smart Grid*, pp. 1–11, 2016.
- [10] J. Martínez-lao, F. G. Montoya, and M. G. Montoya, "Electric vehicles in Spain : An overview of charging systems," *Renew. Sustain. Energy Rev.*, no. November 2015, pp. 1–14, 2016.
- [11] P. Nunes and M. C. Brito, "Displacing natural gas with electric vehicles for grid stabilization," *Energy*, vol. 141, pp. 87–96, 2017.
- [12] M. Liu, P. K. Phanivong, Y. Shi, and D. S. Callaway, "Decentralized Charging Control of Electric Vehicles in Residential Distribution Networks," pp. 1–16, 2017.
- [13] M. Dijk, R. J. Orsato, and R. Kemp, "The emergence of an electric mobility trajectory," *Energy Policy*, vol. 52, pp. 135–145, 2013.
- [14] S. Pelletier, O. Jabali, G. Laporte, and M. Veneroni, "Battery degradation and behaviour for electric vehicles: Review and numerical analyses of several models," *Transp. Res. Part B Methodol.*, vol. 103, pp. 158–187, 2017.
- [15] A. Burke and M. Miller, "The power capability of ultracapacitors and lithium batteries for electric and hybrid vehicle applications," *J. Power Sources*, vol. 196, no. 1, pp. 514–522, 2011.
- [16] D. Jarrín and M. Garcia, "Gestión energética para una óptima respuesta a la demanda en micro redes inteligentes." 2017.
- [17] G. Zhang, S. Ge, X. G. Yang, Y. Leng, D. Marple, and C. Y. Wang, "Rapid restoration of electric vehicle battery performance while driving at cold temperatures," *J. Power Sources*, vol. 371, no. August, pp. 35–40, 2017.
- [18] S. B. Peterson, J. Apt, and J. F. Whitacre, "Lithium-ion battery cell degradation resulting from realistic vehicle and vehicle-to-grid utilization," *J. Power Sources*, vol. 195, no. 8, pp. 2385–2392, 2010.
- [19] E. Toro and M. Garcia, "Óptima respuesta a la demanda basado en localización de recursos en redes eléctricas inteligentes aisladas," 2017.
- [20] M. Moeini-aghtaie, H. Farzin, and M. Fotuhi-firuzabad, "Generalized Analytical Approach to Assess Reliability of Renewable-Based Energy Hubs," vol. 8950, no. c, pp. 1–10, 2016.
- [21] A. El-zonkoly and A. Ahmed, "Optimal Allocation , Sizing and Energy Management of PHEV Parking Lots in Distribution System," pp. 0–4, 2014.
- [22] A. T. Davda, B. Azzopardi, B. R. Parekh, and M. D. Desai, "Dispersed generation enable loss reduction and voltage profile improvement in distribution network-case study, Gujarat, India," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 29, no. 3, pp. 1242–1249, 2014.
- [23] D. Q. Hung, N. Mithulananthan, and R. C. Bansal, "An optimal investment planning framework for multiple distributed generation units in industrial distribution systems," *Appl. Energy*, vol. 124, pp. 62–72, 2017.

- 2014.
- [24] M. R. Mozafar, M. H. Moradi, and M. H. Amini, "A simultaneous approach for optimal allocation of renewable energy sources and electric vehicle charging stations in smart grids based on improved GA-PSO algorithm," *Sustain. Cities Soc.*, vol. 32, pp. 627–637, 2017.
 - [25] D. Tasinchana and M. Garcia, "Predicción con series de tiempo para la optimización de la demanda eléctrica residencial," *Tesis*. 2015.
 - [26] O. Ortega, A. Boada, and M. Garcia, "Procedimiento Técnico Para La Implementación De Microcentrales Eléctricas Utilizando Paneles Fotovoltaicos," 2013.
 - [27] M. H. Moradi, M. Abedini, S. M. R. Tousi, and S. M. Hosseinian, "Optimal siting and sizing of renewable energy sources and charging stations simultaneously based on Differential Evolution algorithm," *Int. J. Electr. Power Energy Syst.*, vol. 73, pp. 1015–1024, 2015.
 - [28] I. Mauleón, "Photovoltaic investment roadmaps and sustainable development," *J. Clean. Prod.*, vol. 167, pp. 1112–1121, 2018.
 - [29] F. Fattori, N. Anglani, and G. Muliere, "ScienceDirect Combining photovoltaic energy with electric vehicles , smart charging and vehicle-to-grid," *Sol. ENERGY*, vol. 110, pp. 438–451, 2014.
 - [30] E. M. Garcia, "Diagnóstico de la demanda de consumo de energía eléctrica en un smart home, enfocado en el sector residencial de Quito, durante el año 2015, Barrió la Kennedy. Caracterización y optimización del consumo de energía eléctrica," *Tesis*, no. January 2016, p. 139, 2016.
 - [31] G. Flores and M. Garcia, "Factibilidad del sistema de alumbrado público empleando luminarias LED y alimentación solar fotovoltaica," 2016.
 - [32] R. Figueiredo, P. Nunes, and M. C. Brito, "The feasibility of solar parking lots for electric vehicles," *Energy*, vol. 140, pp. 1182–1197, 2017.
 - [33] J. Puig and J. Corominas, *La ruta de la energía*. Editorial Anthropos, 1990.
 - [34] J. González Velasco, *Energías renovables*. Reverté, 2009.
 - [35] J. A. Passmore, *La responsabilidad del hombre frente a la naturaleza : ecología y tradiciones en Occidente*. Alianza Editorial, 1978.
 - [36] H. Wang, "Microgrid generation planning considering renewable energy target," in *2016 IEEE International Conference on Power and Energy (PECon)*, 2016, pp. 356–360.
 - [37] M. O. Badawy and Y. Sozer, "Power flow management of a grid tied PV-battery powered fast electric vehicle charging station," in *2015 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE)*, 2015, pp. 4959–4966.
 - [38] M. B. Arias, M. Kim, and S. Bae, "Prediction of electric vehicle charging-power demand in realistic urban traffic networks," *Appl. Energy*, vol. 195, pp. 738–753, Jun. 2017.
 - [39] E. Garcia and I. Isaac, "Demand response systems for integrating energy storage batteries for residential users," in *2016 IEEE Ecuador Technical Chapters*

- Meeting (ETCM)*, 2016, pp. 1–6.
- [40] Á. R. Mateo, “Evaluación del impacto de los vehículos eléctricos en las redes de distribución,” *Master’s thesis, Univ. Pontif. Comillas, Esc. Tec. Super. Ing. (ICAI)*, p. 143, 2010.
- [41] M. Ortiz and M. Garcia, “Pronóstico de la demanda eléctrica residencial basado en el modelo de regresión adaptativa multivariante spline (MARS),” *Tesis*. 2015.
- [42] D. Thomas, C. S. Ioakimidis, V. Klonari, F. Vallee, and O. Deblecker, “Effect of electric vehicles’ optimal charging-discharging schedule on a building’s electricity cost demand considering low voltage network constraints,” in *2016 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe (ISGT-Europe)*, 2016, pp. 1–6.
- [43] J. C. Viera Pérez, *Carga rápida de baterías de Ni-Cd y Ni-MH de media y gran capacidad [Texto impreso]*. Universidad de Oviedo, 2003.
- [44] C. Morente Fernández, “Análisis y modelado del comportamiento de baterías para vehículos eléctricos,” Mar. 2015.
- [45] M. Ruiz and M. Garcia, “Interoperabilidad entre Medidores Inteligentes de Energía Eléctrica Residencial,” 2015.
- [46] J. L. Balenzategui, *Aproximación al modelado de los procesos de carga y descarga en baterías electroquímicas mediante ecuaciones integrales*. 1999.
- [47] B. Oña and M. Garcia, “Uso eficiente del consumo de energía eléctrica residencial basado en el método Montecarlo,” *Tesis*. 2015.
- [48] R. Vergara and M. Garcia, “Óptima Gestión De La Demanda Para Estaciones De Recarga De Vehículos Eléctricos En Micro-Redes Inteligentes,” *Universidad Politécnica Salesiana*. 2017.
- [49] E. M. Garcia, “Diagnóstico de la demanda de consumo de energía eléctrica en un smart home, enfocado en el sector residencial de Quito, durante el año 2015, Barrio la Kennedy. Caracterización y optimización del consumo de energía eléctrica,” 2016.
- [50] P. Moreno and M. Garcia, “Gestión energética mediante procesos estocásticos para la respuesta a la demanda,” 2017.
- [51] V. S. C. Alfredo, “GESTION Y OPTIMIZACION DEL CONSUMO DE ENERGIA ELECTRICA,” 2015.
- [52] L. Tingpeng, L. Yue, and Q. Yanling, “Improved Hungarian algorithm for assignment problems of serial-parallel systems,” *J. Syst. Eng. Electron.*, vol. 27, no. 4, pp. 858–870, Aug. 2016.
- [53] E. Juna and M. Garcia, “Eficiencia Energética Mediante Sistemas Scada Para El Control De La Demanda De Una Residencia,” 2015.
- [54] J. Barahona and M. Garcia, “Respuesta a la demanda de electricidad de una red aerea industrial en alta certidumbre,” 2017.
- [55] B. Benalcazar and M. Garcia, “óptima respuesta a la demanda para estaciones de carga de vehículos eléctricos con alta certidumbre considerando el perfil de voltaje en la red de

- distribución,” 2017.
- [56] J. Alarcon and M. Garcia,
“Análisis de flujo en el sistema
de distribución eléctrico basado
en cadenas de Markov,” 2017.
- [57] E. Arcos and M. Garcia,
“Estrategias de eficiencia
energética en usuarios
residenciales.”